基于聚类相参叠加的频率分集阵列雷达目标成像方法

罗晓萍[1]，廖可非[1,2]，欧阳缮[1,2]，杜 毅[1]

（1. 桂林电子科技大学 信息与通信学院，广西 桂林 541004；
2. 桂林电子科技大学 卫星导航定位与位置服务国家地方联合工程研究中心，广西 桂林 541004）

摘 要：针对后向投影算法（BP 算法）对多目标进行成像时存在目标位置模糊以及旁瓣高的问题，在分析 FDA 目标回波幅值所具有的累加特性后，提出了一种基于聚类相参叠加的频率分集阵列雷达目标成像方法。在分析及仿真 BP 算法成像过程中，发现目标点具有能量集中特性且与虚像点能量存在差异性，而 K 均值聚类算法能充分利用目标点的这些特性，对雷达成像区域目标点进行特征提取及分类，并只对分类后特定簇的网格点进行时延补偿，之后将回波幅值进行叠加，从而得到成像区域中时延补偿网格点的能量值，最终实现多目标清晰二维成像。仿真实验结果表明，该方法可有效解决 BP 算法对多目标进行成像时目标位置模糊及旁瓣高的问题，同时提高了成像结果的精确度。

关键词：频率分集阵列；雷达成像；BP 算法；K 均值算法；特征提取

中图分类号：TN957.52　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673-808X(2023)01-00013-07

Based on the clustering of the coherent superposition frequency diversity array radar target imaging method

LUO Xiaoping[1], LIAO Kefei[1,2], OUYANG Shan[1,2], DU Yi[1]

(1. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
2. National and Local Joint Engineering Research Center of Satellite Navigation Positioning and Location Service, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Aiming at the problem of blurred target position and high sidelobe when the back projection algorithm (BP algorithm) is imaging multi-targets, after analyzing the accumulation characteristics of the FDA target echo amplitude, a target imaging method of frequency diversity array radar based on clustering and coherent superposition is proposed. In the analysis and Simulation of BP algorithm imaging process, it is found that the target point has the characteristics of energy concentration and energy difference with the virtual image point. The K-means clustering algorithm can make full use of these characteristics of the target point to extract and classify the target points in the radar imaging area, and only compensate the time delay of the grid points of the specific cluster after classification, and then stack the echo amplitude, Thus, the energy value of the time delay compensation grid points in the imaging region is obtained, and finally the multi-target clear two-dimensional imaging is realized. The simulation results show that the proposed method can effectively solve the problems of fuzzy position and high sidelobe when BP algorithm imaging multi-target, and improve the accuracy of imaging results.

Key words: frequency diversity array; radar imaging; BP algorithm; K-means algorithm; feature extraction

2006 年，在国际雷达会议上频率分集阵列（frequency diverse array，简称 FDA）雷达首次被提出[1-4]，它是由相控阵[5]演变而来的一种新体制雷达。与普通均匀线阵相比，其最大的区别是相邻 2 个阵元之间有一个远小于基准载频的频率增量[6-7]。这使得它的波束方向图不仅与角度有关，还依赖于距离和时间，因此 FDA 雷达在雷达目标定位成像[8-10]中有着广阔的应用前景。

收稿日期：2021-03-15
基金项目：国家自然科学基金（61631019，61871425）；广西科技重大专项（桂科 AA21077008）；桂林电子科技大学研究生教育创新计划（2020YCXS035）
通信作者：廖可非（1984－），男，副教授，博士，研究方向为雷达三维成像、散射截面积测量、认知雷达。E-mail：kefeiliao@guet.edu.cn
引文格式：罗晓萍，廖可非，欧阳缮，等. 基于聚类相参叠加的频率分集阵列雷达目标成像方法[J]. 桂林电子科技大学学报，2023，43(1)：13-19.

目前,频率分集阵列雷达一般是基于各阵元单频接收模式,采用 BP 算法来实现目标成像。文献[11]通过改变一次频率增量,检测 2 种频率增量下波束到达的时间,求解出目标距离和角度,但该方法由于参数匹配问题仅适用于单个目标的距离-角度估计。欧阳缮等[12]提出一种多次改变频率增量的方法,通过多个频率增量能量曲线的叠加,就能得到距离-角度解耦的多目标参数估计,但该方法需要多次改变频率增量,存在资源的浪费。文献[13]通过非均匀频率分集阵列发射,均匀相控阵接收的方式,直接从发射-接收方向图中提取距离和角度信息,从而实现目标二维成像,但该方法同时用到了收发分置的频率分集阵列和相控阵,设备相对较复杂。以上这些解耦方法存在实际应用困难,对多目标情况有所限制等问题。因此,进一步研究有效的方法十分必要。

鉴于此,通过仿真 BP[14]算法对雷达目标成像,发现经过相干累加在目标点位置具有能量集中的特性。K 均值聚类算法[15-19]可根据回波响应幅值大小对雷达成像区域目标点进行特征提取及分类。仿真结果表明,该方法只需改变 2 次频率增量就能得到清晰的二维像,是一种计算复杂度较低且高效的雷达目标成像改进算法。

1 频率分集阵列雷达信号模型

频率分集阵列几何结构如图 1 所示,是一个阵元数为 N,阵元间距为 d 的均匀线阵。与相控阵不同的是,FDA 相邻阵元的载频之间存在一个频率增量 Δf,第 n 个阵元的载频为

$$f_n = f_0 + n\Delta f,\ n = 0,1,\cdots,N-1, \quad (1)$$

其中:f_0 为阵列的初始载频,即参考阵元发射信号的中心频率,一般地,将第 0 个阵元设为参考阵元;Δf 为频率增量,且满足 $N\Delta f \ll f_0$。

频率分集阵列各阵元的发射信号为窄带信号,即第 n 个阵元的发射信号为

$$S_n(t) = r\left(\frac{t}{T_p}\right)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n t},\quad 0 \leqslant t < T_P, \quad (2)$$

其中:T_p 为发射脉冲持续时间;

$$r\left(\frac{t}{T_p}\right) = \begin{cases} 1, & |t| \leqslant \dfrac{T_p}{2}, \\ 0, & |t| > \dfrac{T_p}{2}。\end{cases} \quad (3)$$

假设有一个远场目标点,其与阵列的法向夹角为 θ,其到参考阵元的距离为 R,则第 n 个阵元发射信号到达远场目标点的时延为

$$\tau_n = \frac{R - nd\sin\theta}{c},\ n = 0,1,\cdots,N-1, \quad (4)$$

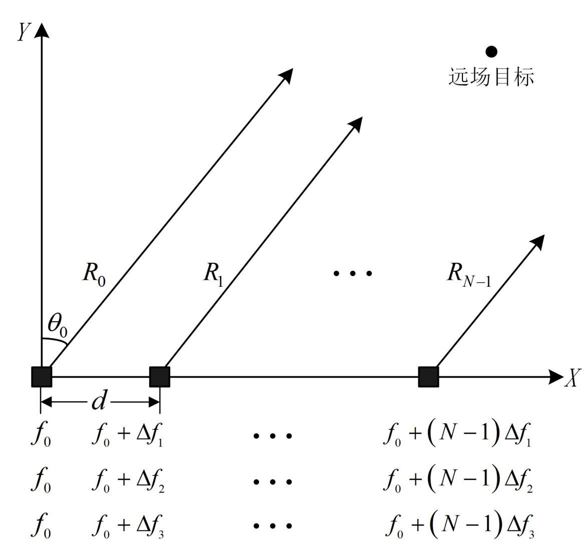


图 1 频率分集阵列结构

其中:c 为电磁波在空间中的传播速度;d 为阵元间距。参考阵元发射信号到达远场目标时的信号为

$$x_0(t) = r\left(\frac{t-\tau_0}{T_p}\right)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_0(t-\tau_0)} = r\left(\frac{t-\frac{R}{c}}{T_p}\right)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_0\left(t-\frac{R}{c}\right)}, \quad (5)$$

第 n 个阵元发射信号到达远场目标时的信号为

$$x_n(t) = r\left(\frac{t-\tau_n}{T_p}\right)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(f_0+n\Delta f)(t-\tau_n)} = r\left(\frac{t-\frac{R-nd\sin\theta}{c}}{T_p}\right)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(f_0+n\Delta f)\left(t-\frac{R-nd\sin\theta}{c}\right)}, \quad (6)$$

根据式(5)、(6),可求得第 n 个阵元发射的信号到达目标时与参考阵元发射的信号到达目标时的相位差:

$$\Delta\psi_n = 2\pi n\left(\frac{f_0 d\sin\theta}{c} + \Delta f t - \frac{\Delta f R}{c} + \frac{n\Delta f d\sin\theta}{c}\right), \quad (7)$$

由于 $\Delta f \ll f_0$,$nd\sin\theta \ll R$,式(7)中的最后一项远远小于前面 3 项,可忽略不计。因此,可将式(7)进一步简化为

$$\Delta\psi_n = 2\pi n\left(\frac{f_0 d\sin\theta}{c} + \Delta f t - \frac{\Delta f R}{c}\right), \quad (8)$$

其中:第 1 项与传统相控阵的相位差相同,只与角度有关,而与距离无关;后 2 项是由于频率分集阵列各阵元载频间引入频率增量 Δf 而出现的新项,其与频率时间、距离都有关。这说明频率分集阵列与相控阵是有所区别的,其发射波束方向图与时间、角度、距离均有关,能够同时估计目标的角度和距离。根据式(8)简化后得到的相位差,可获得第 n 个阵元发射到达远场目标的信号:

$$x_n(t)=x_0(t)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi n\left(\frac{f_0 d\sin\theta}{c}+\Delta f t-\frac{\Delta f R}{c}\right)}\text{。}\qquad(9)$$

对于成像区域中一个散射强度为 1 的远场点目标，第 m 组信号的第 n 个阵元接收到的回波信号为

$$r_{m,n}(t)=\exp\left\{\mathrm{j}2\pi(f_0+n\Delta f_m)\left[-\frac{2(R-nd\sin q)}{c}\right]\right\},\qquad(10)$$

其中，Δf_m 为第 m 组信号的频率偏置，$m=1,2,3$。

2　聚类相参成像方法

2.1　方法原理

频率分集阵列采用 BP 算法成像是通过多次改变 FDA 的频率增量，将多条能量分布曲线叠加并得到目标点处的像素值，最终实现目标距离-角度二维成像。图 2(a)、(b)分别为 FDA 正频率增量及 2 次频率增量叠加的多目标成像效果。从图 2(a)可看出，仅在斜线上有能量分布，通过仿真可知目标点的位置就在这些斜线上。从图 2(b)可看出，2 条斜线交点的能量值比周围的能量值大，且目标点的位置在这些斜线的交点处。因此，可以充分利用目标点的能量集中特性及目标点与虚像点能量的差异性对其进行特征提取及分类。具体的特征提取过程如图 3 所示。

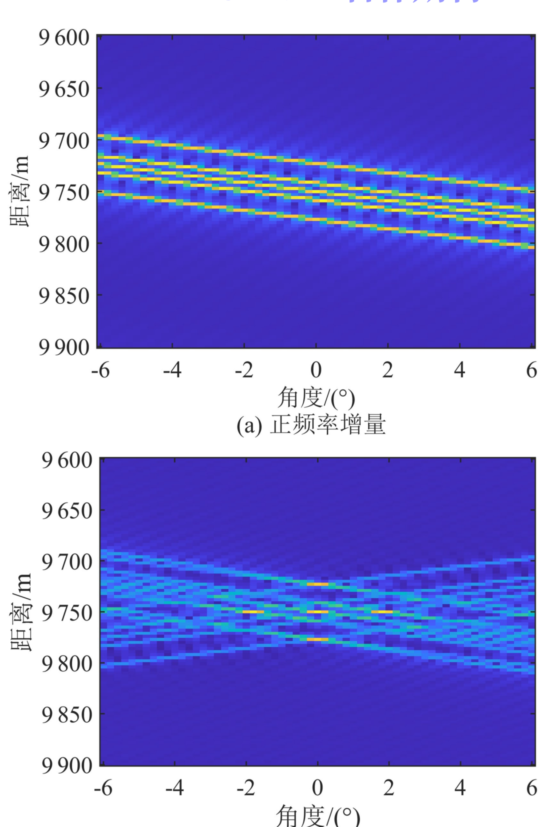


图 2　线性 FDA 二维成像图

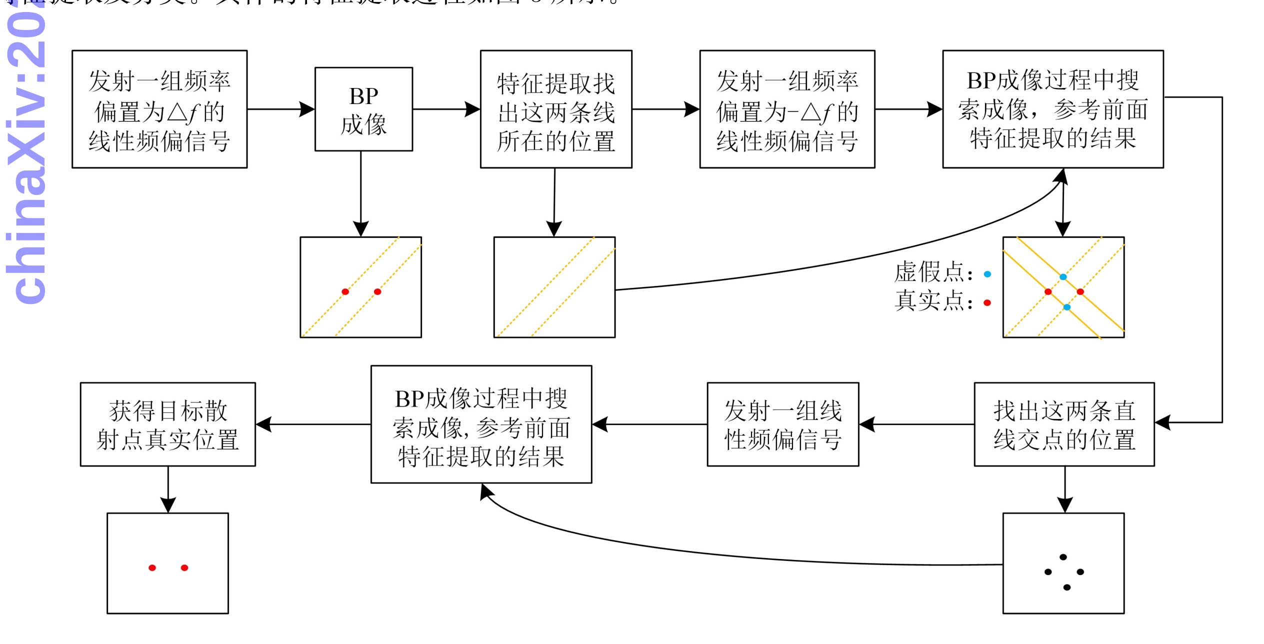


图 3　目标特征提取过程

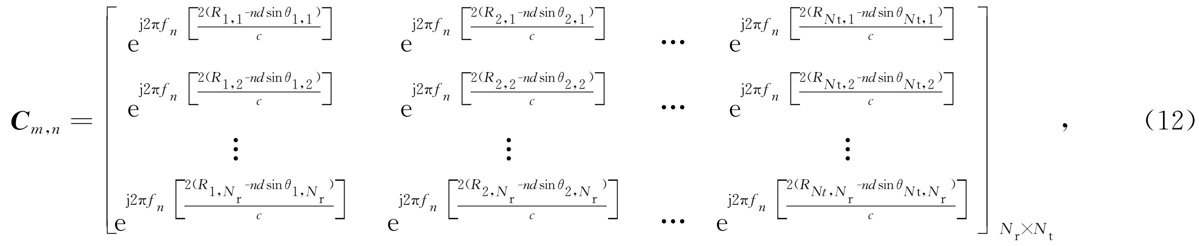
BP 算法成像需要对成像区域划分网格点，通过计算每个网格点到雷达各个阵元的距离，构造出不同距离的相位补偿矩阵，对成像区域中每个网络点进行时延补偿，最终实现目标点成像。成像区域划分网格点如图 4 所示，其中：Δx 为 x 轴方向网格点的间距；Δy 为 y 轴方向网格点的间距；N_t 为 x 轴方向网格点的总数；N_r 为 y 轴方向网格点的总数。

第 m 组信号第 n 个阵元第 1 个网格点的相位补偿项为

$$C_{m,n,1,1}=\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(f_0+n\Delta f_m)\left[\frac{2(R_{1,1}-nd\sin\theta_{1,1})}{c}\right]},\tag{11}$$

其中：$R_{1,1}$ 为第 1 个网格点(1,1)到参考阵元的距离；$\theta_{1,1}$ 为第 1 个网格点(1,1)与频率分集阵列的法向夹角。

第 m 组信号第 n 个阵元整个成像区域网格上的相位补偿矩阵为



$$\boldsymbol{C}_{m,n}=\begin{bmatrix}\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n\left[\frac{2(R_{1,1}-nd\sin\theta_{1,1})}{c}\right]} & \mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n\left[\frac{2(R_{2,1}-nd\sin\theta_{2,1})}{c}\right]} & \cdots & \mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n\left[\frac{2(R_{N\mathrm{t},1}-nd\sin\theta_{N\mathrm{t},1})}{c}\right]}\\ \mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n\left[\frac{2(R_{1,2}-nd\sin\theta_{1,2})}{c}\right]} & \mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n\left[\frac{2(R_{2,2}-nd\sin\theta_{2,2})}{c}\right]} & \cdots & \mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n\left[\frac{2(R_{N\mathrm{t},2}-nd\sin\theta_{N\mathrm{t},2})}{c}\right]}\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ \mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n\left[\frac{2(R_{1,N_\mathrm{r}}-nd\sin\theta_{1,N_\mathrm{r}})}{c}\right]} & \mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n\left[\frac{2(R_{2,N_\mathrm{r}}-nd\sin\theta_{2,N_\mathrm{r}})}{c}\right]} & \cdots & \mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_n\left[\frac{2(R_{Nt,N_\mathrm{r}}-nd\sin\theta_{N\mathrm{t},N_\mathrm{r}})}{c}\right]}\end{bmatrix}_{N_\mathrm{r}\times N_\mathrm{t}},\tag{12}$$

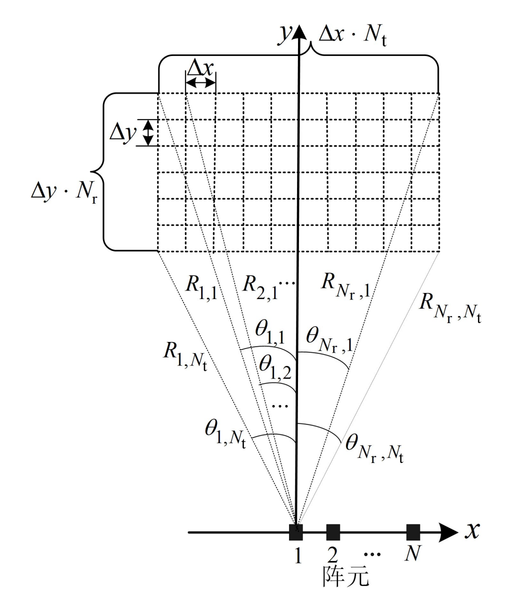


图 4 成像区域网格划分示意图

将第 m 组信号第 n 个阵元接收到的回波信号与相应的相位补偿矩阵相乘，获得第 m 组信号第 n 阵元回波幅值 $R_{m,n}=r_{m,n}(t)\boldsymbol{C}_{m,n}$，将信号所有阵元的回波幅值叠加，得到第 m 组信号总的回波响应：

$$\boldsymbol{R}_m=\sum_{n=0}^{N-1}r_{m,n}(t)\boldsymbol{C}_{m,n}。\tag{13}$$

将信号总回波响应数据所构成的数据矩阵矢量化为 $\boldsymbol{D}=\{S_1,S_2,\cdots,S_j\}$，从 $\boldsymbol{D}$ 中随机选择 k 个总回波响应数据作为初始均值向量 $\{\mu_1,\mu_2,\cdots,\mu_k\}$，总回波响应数据 S_j 与均值向量 μ_i 的平方差[20]为

$$c_{ji}=(S_j-\mu_i)^2,1\leqslant i\leqslant k。\tag{14}$$

根据各回波响应数据与均值向量的差异确定 S_j 的簇标记：

$$\lambda_j=\operatorname{argmin}_{i\in\{1,2,\cdots,k\}}c_{ji},\tag{15}$$

其中：k 为聚类簇数；c_{ji} 为回波响应 S_j 与各均值向量 μ 的差异表征[21]，$1\leqslant i\leqslant k$。

计算新的均值向量：

$$\mu'_i=\frac{1}{|C_i|}\sum_{S_j\in C_i}S,\tag{16}$$

直到前一次的均值向量与后一次均值向量的相似度

$$\cos\theta=\frac{\mu_i\mu_i^{k+1}}{|\mu_i||\mu_i^{k+1}|}>0.999$$

时，停止更新均值向量，输出簇划分 $\boldsymbol{C}=(C_1,C_2,\cdots,C_k)$。并对均值最大的簇进行簇标记。

将不同频率偏置的 m 个数据叠加，得到最终的雷达目标 BP-K 均值算法二维成像：

$$s=\left|\sum_{m=1}^{M}R_m\right|。\tag{17}$$

通过以上分析，在频率分集阵列雷达 BP 算法成像的基础上结合 K 均值算法，通过对回波响应数据的大小进行簇划分，完成目标特征提取，最后实现多目标清晰二维成像。

2.2 方法具体步骤

1)利用上述频率分集阵列发射窄带信号对成像区域进行扫描，并采用单频接收机制接收回波数据；

2)将成像区域按距离和角度划分网格点，将网格点簇标记初始化为 1；

3)仅对成像区域中簇标记为 1 的网格点进行时延补偿，得到频率分集阵列各阵元关于该网格点处的回波幅值；

4)将步骤 3)中网格点关于 N 个阵元的回波幅值进行叠加，得到该频率分集阵列关于该网格点处总的回波响应；

5)将步骤 4)中网格点的总回波响应数据所构成的数据矩阵矢量化，利用 K 均值算法对矩阵矢量化所得数据集进行聚类划分，并更新网格点簇标记，将归属于聚类中心值最大的簇对应网格点簇标记设置为 1；

6)改变频率分集阵列的频率增量，将步骤 4)到步骤 6)重复 2 次，最后簇标记为 1 的网格点共得到 3 个回波响应值。

7)以簇标记为 1 的网格点为搜索对象，计算出成

像场景中簇标记为 1 的网格点的像素值，即完成该频率分集阵列雷达目标成像。方法流程图如图 5 所示。

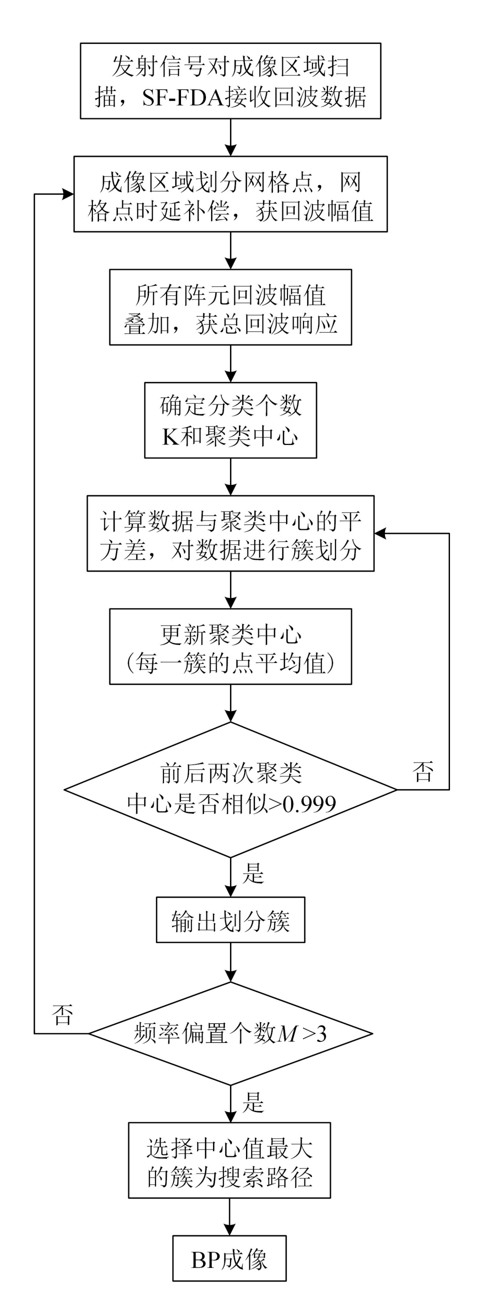


图 5　方法流程图

3　仿真和结果分析

通过实验验证本方法的有效性，并将其与 BP 算法在相同条件下的成像结果作对比。频率分集阵列的阵元数 $N=80$，发射信号基准载频 $f_0=10$ GHz，阵元间距 $d=\lambda/2=1.5$ cm，频率增量分别为 $\Delta f_1=600$ kHz，$\Delta f_2=-600$ kHz，$\Delta f_3=500$ kHz。

成像区域距离范围为 9.6～9.9 km，方位角度范围为 $-6°\sim6°$。假设成像区域存在 5 个点目标：$(-1.8°, 9\ 750$ m)、$(0°, 9\ 750$ m)、$(1.8°, 9\ 750$ m)、$(0°, 9\ 723$ m)、$(0°, 9\ 777$ m)。目标的散射点分布如图 6 所示，BP 算法和本方法的 FDA 多目标成像结果如图 7 所示。从图 7 可看出，BP 算法多目标成像模糊，且旁瓣较高，而本方法多目标成像清晰，并消除了旁瓣，表明基于聚类相参叠加的频率分集阵列雷达目标成像方法能提高成像结果的精确度，并能解决 BP 算法对多目标成像模糊及旁瓣高等问题。

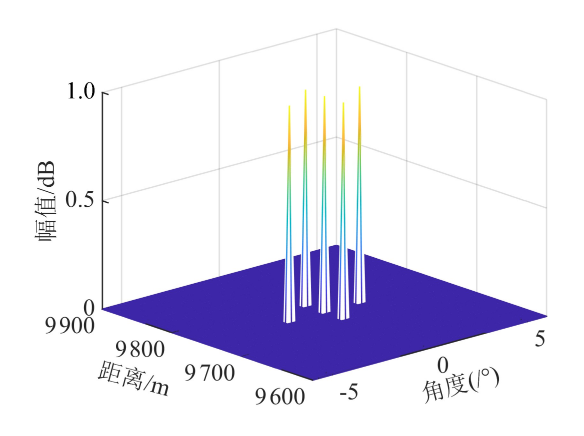
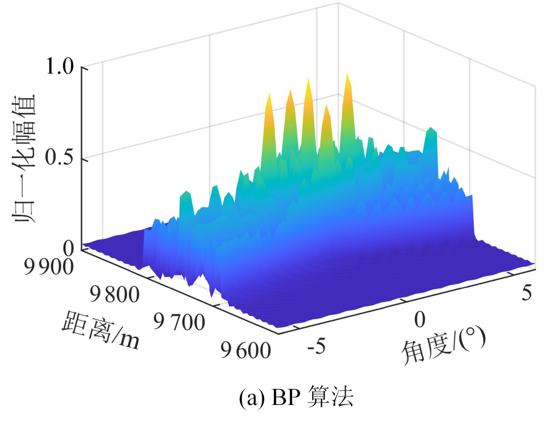
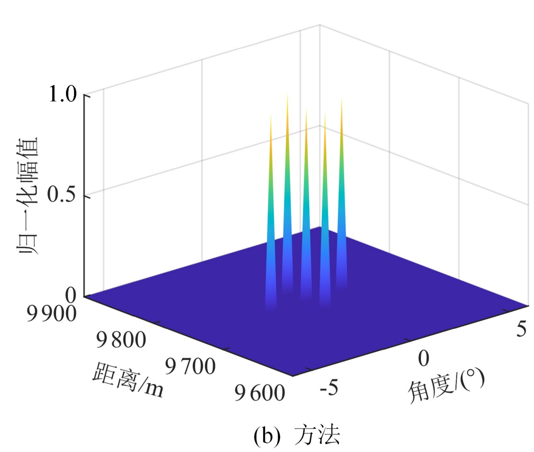


图 6　FDA 目标点分布场景图



(a) BP 算法



(b) 方法

图 7　FDA 二维成像效果图

以上仿真实验未加噪声，然而实际环境中存在噪

声的影响，所以通过对所接收到的全部回波信号添加高斯白噪声来仿真本方法在噪声情况下的成像效果。

图 8 为信噪比分别为 10、0 dB 时的成像结果。从图 8 可看出，在噪声不强的情况下，采用本方法对多目标成像仍能获得清晰的二维像。在较强的噪声环境下，如图 8(b)所示，虽然仍可对多目标进行成像，但成像效果减弱，有些目标点分辨率降低，如目标点(−1.8°，9 750 m)。

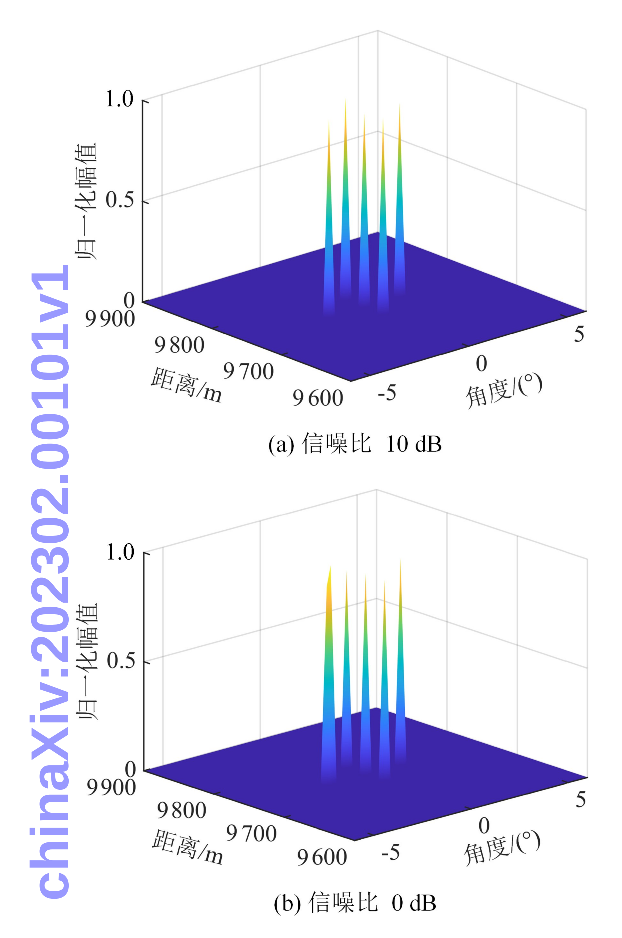


图 8 加噪后的二维成像效果图

4 结束语

提出了一种基于聚类相参叠加的频率分集阵列雷达目标成像方法。该方法只需改变 2 次频率增量就能实现多个目标的清晰二维成像，在提高成像效率的同时，有效解决了 BP 算法成像模糊及旁瓣高的问题。但是，该方法在较强噪声下成像模糊，后续可利用压缩感知对目标进行成像，以保证在低信噪比下也有较好的成像效果。

参考文献：

[1] ANTONIK P，WIKSC M C. Frequency diverse array radars[C]//IEEE Conference on Radar. Verona，NY：IEEE Press，2006：215-217.

[2] LIU Yimin，RUAN Hang，WANG Lei，et al. The random frequency diverse array：A new antenna structure for uncoupled direction-range indication in active sensing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing，2016，11(2)：295-308.

[3] WANG Wenqin，DING Chibiao，LIANG Xingdong. Time and phase synchronisation via direct-path signal for bistatic synthetic aperture radar systems[J]. IET Radar Sonar and Navigation，2008，2(1)：1-11.

[4] CETINTEPE C，DEMIR S. Multipath characteristics of frequency diverse arrays over a ground plane[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation. 2014，62(7)：3567-3574.

[5] 张光义. 相控阵雷达原理[M]. 北京：国防工业出版社，2009：1-151.

[6] BAIZERT P，HALE T B，TEMPEL M A，et al. Forward-looking radar GMTI benefits using a linear frequency diverse array[J]. Electronics Letters. 2006，42(22)：1311-1312.

[7] BASIT A，QURESHI I M，KHAN S U，et al. Cognitive frequency offset calculation for frequency diverse array radar[C]//IEEE Applied Sciences and Technology. Piscataway，NJ：IEEE Press，2015：41-645.

[8] LIU Xiangrong，WEI Mao. Two -dimensional imaging with stationary nonuniform frequency diverse array transmitter [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway，NJ：IEEE Press，2019：2539-2542.

[9] WANG Wenqin，SO Hingcheung，FARINA A. An overview on time frequency modulated array processing [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing，2017，11(2)：228-246.

[10] 顾坤良，欧阳缮，李晶晶，等. 基于 MUSIC 算法的频率分集阵列雷达目标定位方法[J]. 桂林电子科技大学学报，2017，37(2)：87-91.

[11] SENCMEN M，DEMIR S，HIZAL A. Frequency diverse array antenna with periodic time modulated pattern in range and angle[C]//IEEE Radar Conference. Piscataway，NJ：IEEE Press，2007：427-430.

[12] 欧阳缮，顾坤良，刘庆华，等. 基于频率分集阵列的雷达目标成像方法[P]. 中国：CN201510918146.9，2017.

[13] WANG Wenqin，SO Hingcheung，SHAO Huaizong. Nonuniform frequency diverse array for range -angle imaging of targets[J]. IEEE Sensors Journal，2014，14(8)：2469-2476.

[14] 杜毅. 基于认知组网雷达的二维资源自适应调度技术研究[D]. 桂林：桂林电子科技大学，2020：55-62.

[15] 周志华. 机器学习[M]. 北京：清华大学出版社，2016：

92-130.
[16] 张冬梅，李敏，徐大川，等. K-均值问题的理论与算法综述[J]. 中国科学，2020，50(9)：1387-1404.
[17] 贾瑞玉，李玉功. 类簇数目和初始中心点自确定的 K-means 算法[J]. 计算机工程与应用，2018，54(7)：152-158.
[18] 杨一帆，贺国先，李永定. 优化初始聚类中心选择的 K-means 算法[J]. 电脑知识与技术，2021，17(5)：252-255.
[19] 李玥，穆维松，褚晓泉，等. 基于改进量子粒子群的 K-means 聚类算法及其应用[J]. 控制与决策，2021，13(2)：1-10.
[20] DANA D R，SOILIHUDIN D，SILALAHI R H，et al. Competency test clustering through the application of principal component analysis (PCA) and the K-means algorithm[J]. IOP Conference Series：Materials Science，2021，1088(1)：35-40.
[21] 韩淑芹. 基于智能优化算法的计算机图像处理技术分析[J]. 西安文理学院学报(自然科学版)，2021，24(1)：42-45.

编辑：张所滨